

논문 2014-51-3-11

# 영상 해상도 개선을 위한 다중 부족분 추정 방법 (Multiple Shortfall Estimation Method for Image Resolution Enhancement)

김 원 희\*, 김 중 남\*\*, 정 신 일\*\*

(Won-Hee Kim,, Jong-Nam Kim, and Shin-Il Jeong<sup>©</sup>)

## 요 약

영상 해상도 개선은 저해상도 획득 영상의 해상도를 개선하여 고해상도 영상을 생성하는 기술이다. 영상 해상도 개선을 위해서는 저해상도 획득 영상의 열화 과정에서 발생하는 손실된 화소 정보를 정확하게 추정하는 것이 중요하다. 따라서 본 논문에서는 영상 해상도 개선을 위한 다중 부족분 추정 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 획득 영상의 부영상 집합에 알려진 열화 및 복원 과정을 수행하여 서로 다른 형태의 다중 부족분을 추정하고, 추정된 부족분과 획득 영상의 보간 영상의 결합을 통해서 결과 영상을 생성하고, 디블러링을 수행하여 최종 복원 영상을 생성한다. 객관적 화질 측정 지표인 PSNR, SSIM, FSIM으로 비교한 결과 제안한 방법이 보간만을 사용하는 방법들보다 높은 값을 가지는 것을 확인하였다. 또한 결과 영상의 시각적 비교 결과 주관적 관점의 화질도 가장 뛰어난 것을 알 수 있었고, 보간만을 사용하는 방법들보다 빠른 계산시간을 가지는 것을 확인할 수 있었다. 제안하는 방법은 영상 해상도 개선을 위한 응용 환경에서 유용하게 사용될 수 있다.

## Abstract

Image resolution enhancement is a technique to generate high-resolution image through improving resolution of low-resolution obtained image. It is important to estimate correctly missing pixel value in low-resolution obtained image for image resolution enhancement. In this paper, multiple shortfall estimation method for image resolution enhancement is proposed. The proposed method estimate separate multiple shortfall by predictive degradation-restoration processing in sub-images of obtained image, and generate result image combining the estimated shortfall and interpolated obtained-image. Lastly, final reconstruction image is generated by deblurring of the result image. The experimental results demonstrate that the proposed method has the best results of all compared methods in objective image quality index: PSNR, SSIM, and FSIM. The quality of reconstructed image is superior to all compared methods, and the proposed method has better lower computational complexity than compared methods. The proposed method can be useful for image resolution enhancement.

**Keywords :** Image resolution enhancement, Image interpolation, Shortfall estimation, Super resolution

## I. 서 론

영상 해상도 개선 기술은 저해상도 획득 영상의 해상

도를 개선하여 고해상도 영상을 생성하는 기술이다. 영상 확대와 같은 크기 변환 후에는 새롭게 생성되는 위치의 화소들의 값을 추정하는 과정이 요구되는데, 이 과정에서 발생할 수 있는 인공물, 흐려짐, 링현상 등의 화질 열화를 최소화하여 좋은 화질의 영상을 생성하는 기술이 요구된다. 센서를 이용한 영상 획득이 보편화되고, 고해상도 영상 표현에 대한 관심이 증가하면서 영상 해상도 개선을 위한 연구도 많은 관심을 가지게 되었다. 이런 연구들은 결과 영상의 시각적인 만족도, 원

\* 학생회원, \*\* 정회원, 부경대학교  
(Pukyong National University)

© Corresponding Author(E-mail: sijeong@pknu.ac.kr)

※ 본 논문은 교육과학기술부의 재원으로 지원을 받아 수행된 산학협력 선도대학(LINC) 육성사업의 연구 결과입니다.

접수일자: 2013년10월10일, 수정완료일: 2014년3월4일

본 영상과의 유사도, 열화 현상의 완화 정도, 객관적 화질 측정 결과, 알고리즘의 계산복잡도 최적화 등에 초점을 두고 있다.

해상도 개선을 위한 일반적인 접근법은 목적 함수의 성능 개선을 통해서 이루어진다. 목적 함수의 성능 향상은 결과 영상의 해상도 개선에 직접적인 영향을 끼친다. 이런 목적 함수의 성능 평가는 결과 영상과 원본 영상 간의 유사도를 수치화하여 이루어진다. 이런 수치화된 결과들을 통해서 기존 방법들이 결과 영상을 원본 영상과 같게 만들 수 없음을 알 수 있다. 이것은 획득 영상의 생성 과정에서 발생하는 열화 요소들로부터 기인하는 것인데, 크기 변환이나 흐려짐 현상으로 인해서 발생하는 화소값의 손실을 정확하게 추정하는 것이 힘들다. 이로 인하여 결과 영상은 원본 영상에 미치지 못하는 영상으로 재구성되며, 원본 영상과 비교하여 부족분(shortfall)이 발생하게 된다.

본 논문에서는 목적 함수의 성능 개선 없이 부족분을 감소시키는 방법에 초점을 둔다. 목적 함수와는 무관하게 부족분을 감소시킬 수 있다면 기존의 방법들과 결합하여 더욱 개선된 결과 영상을 생성할 수 있다. 이를 위해서 본 논문에서는 영상 해상도 개선을 위한 다중 부족분 추정 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 저해상도 획득 영상으로부터 부영상 집합을 생성하는 단계, 부영상 집합에 알려진 열화 및 복원 과정을 거쳐서 서로 다른 형태의 다중 부족분 집합을 추정하는 단계, 복원 영상과 다중 부족분 집합을 결합하는 단계, 디블러를 통해서 최종 결과 영상을 생성하는 단계로 이루어진다. 실험을 통해서 제안하는 방법이 다수의 객관적 화질 측정 지표에서 보간만 사용한 기존 방법들보다 우수함을 알 수 있었고, 결과 영상의 인간 시각에 기반한 평가에서도 우수한 것을 확인할 수 있었다. 마지막으로 알고리즘의 동작속도를 측정하여 비교방법들 중에서 가장 빠르게 동작하는 것을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 관련 연구를 요약하였고, III장에서는 제안하는 방법을 설명하고 있다. IV장에서는 실험 결과 및 분석을 기술하였고, 마지막으로 V장에서 결론을 맺고 있다.

## II. 관련 연구

센서를 이용한 영상 획득이 일반화 되면서 영상 해상

도 개선을 위한 연구에 대한 관심도 증가하였다. 영상 보간법이나 초해상도 기술은 영상 해상도 개선을 위해서 사용되는 기술로서 지금까지 다양한 연구가 이루어졌다.

가장 기본적인 영상 보간법은 전통적 보간법으로 구현이 간단하고 계산복잡도가 낮아서 실제 응용 환경에서 많이 사용된다. 최근접 이웃 화소 보간법, 양선형 보간법, 삼각보간법, 회선보간법, 스플라인보간법 등이 대표적이다. 전통적 보간법은 영상의 국부적 특성이나 윤곽선 변화를 제대로 추정하지 못하는 특징이 있다.

영상의 지역적 특성을 이용하거나, 영상의 급격한 변화가 발생하는 부분에서의 특징을 잘 반영하기 위한 연구가 진행되어 왔다<sup>[1~2]</sup>. 이런 방법들은 적응적 보간법으로 분류되는데, 이동선형보간법, 적응매개변수왜곡거리방법, 최소평균자승오차방법, 적응적선형보간법, 적응적회선보간법 등이 대표적인 방법이다.

최근에는 에지의 방향성을 이용하는 보간법이 많이 연구되고 있다. 에지 방향성을 이용하는 보간법은 에지 성분을 사전에 정의된 분류에 따라 보간에 참조하는 화소의 위치를 다르게 하는 것을 기본 개념으로 한다<sup>[3~7]</sup>. EDI(edge-directed interpolation) 방법과 이를 개선한 NEDI(new edge directed interpolation) 방법은 초기 연구로서 방법으로 다른 에지 방향성 보간법 연구의 기본이 된다. 이후 NEDI를 개선한 INEDI(improved new edge directed interpolation) 방법과 ICBI(iterative curvature based interpolation) 방법이 제안되었고 이들 방법을 발전시킨 MEDI(modified new edge directed interpolation) 방법이 제안되었다. 최근에는 GPU를 이용하여 ICBI의 처리 속도를 개선한 FCBI(fast iterative curvature based interpolation) 방법, INEDI의 성능을 발전시킨 FEDI(further improved new edge directed interpolation) 방법, 3차회선보간을 개선시킨 DCCI(directional cubic convolution interpolation) 방법 등이 연구되었다. 에지 방향성 기반의 보간 방법은 결과 영상에서의 윤곽선 부근이 매끄럽게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

이상 언급한 기존의 영상 해상도 개선을 위한 연구는 결과 영상의 화질을 더 좋게 하면서도 고속 처리가 가능하도록 하는 연구가 계속해서 이루어지고 있다. 기존의 방법들은 부분적으로는 개선된 결과를 나타내지만 전체적인 영상 화질이 떨어지거나 부자연스러운 결과

영상을 생성하기도 한다. 또한 과도한 반복 및 분기 연산으로 인해서 계산복잡도가 높아지는 단점도 있다. 알고리즘의 계산복잡도 증가는 응용환경에서의 사용을 어렵게 한다. 최근 들어 스마트 장치나 태블릿 장치와 같은 휴대용 기기가 많이 사용되는데 이런 장치들은 상대적으로 낮은 성능의 하드웨어로 이루어진다. 이런 장치에서도 고속으로 영상 개선을 이루기 위한 알고리즘의 개발이 요구된다. 결과 영상의 화질 개선과 계산복잡도의 최적화를 위해서 다양한 연구가 계속되고 있다.

### III. 제안하는 방법

본 논문에서는 목적 함수를 적용한 복원 영상에 추정 부족분을 결합하고 디블러를 적용하여 복원 영상의 해상도를 더욱 개선시키는 방법을 제안한다. 앞서 언급한 것과 같이 목적 함수의 사용만으로는 복원 영상과 원본 영상 사이에 차이가 발생하게 되고, 이 차이는 부족분으로 정의할 수 있다. 이 부족분을 추정하고 복원 영상에 적용하면 기존의 접근법보다 개선된 결과 영상을 생성할 수 있다는 것이 제안하는 방법의 핵심 이론이다. 여기에서 부족분을 정확하게 추정하는 것이 중요한 요소이며, 부족분 추정을 위해서 본 논문에서는 자가 열화 복원(self degradation restoration) 기법을 제안한다.

제안하는 방법은 획득 영상으로부터 시작하게 되는데, 실험 환경에서는 원본 영상의 열화를 통해서 얻게 된다. 획득 영상은 해상도 개선이 필요한 타겟 영상을 의미하며 알고리즘의 입력이 된다. 원본 영상을  $Y$ 로 정의했을 때, 식 (1)과 같이 획득 영상  $X$ 가 생성된다. 여기에서  $U$ 는 열화 모델을 의미하는데, 흐려짐, 축소, 잡음, 왜곡, 흔들림 등의 과정이 포함될 수 있다. 본 논문에서는 축소와 흐려짐을 이용하여 열화 모델을 설정하였다.

$$X = UY \quad (1)$$

이제 부족분 추정을 위한 부영상들  $Z$ 를 생성하게 되는데, 식 (2)와 같이 획득 영상의 블러링과 부표본화를 통해서 이루어진다. 여기에서  $S$ 는 부표본화 과정,  $B$ 는 블러링 과정을 의미한다.

$$Z_i = SBX \quad (2)$$

블러링된 획득 영상의 부표본화로 생성된 부영상들

은 보간 과정을 거쳐서 보간된 영상  $\tilde{X}$ 가 되며, 보간된 영상 집합  $\tilde{X}_i$ 을 생성한다. 이 과정은 식 (3)에서 나타내고 있는데, 여기에서  $I$ 는 보간 커널을 의미한다.

$$\tilde{X}_i = IZ_i \quad (3)$$

이렇게 생성된 보간된 영상들은 획득 영상과의 차이를 계산한 후 샤프닝 과정을 거쳐서 추정 부족분들  $\chi_i$ 를 생성한다. 이것은 식 (4)에서 나타내고 있으며,  $P$ 는 샤프닝 필터를 의미한다. 샤프닝 과정은 앞서 식 (2)의 블러링으로 인해서 손실된 화소값을 보충하기 위해서 사용된다.

$$\chi_i = P(X - \tilde{X}_i) \quad (4)$$

이제 추정 부족분들은 가중치와 결합하게 되고, 복원 함수를 거친 획득 영상과 결합하여 임시 결과 영상  $\tilde{Y}$ 을 생성하게 된다. 식 (5)에서 이 과정을 표현하고 있는데,  $\omega$ 는 가중치,  $R$ 은 복원 함수를 각각 의미한다.

$$\tilde{Y} = RX + \omega \chi_i \quad (5)$$

가중치는 부족분 집합의 강도를 조절하기 위해서 사용되는데, 가중치가 낮게 설정되면 적용되는 오차 정보가 적기 때문에 결과 영상의 개선정도가 낮은 반면 가중치가 높게 설정되면 결과 영상에서 잡음으로 표현된다. 임시 결과 영상은 식 (6)과 같이 디블러링 필터를 거쳐 최종 결과 영상  $\bar{Y}$ 을 생성한다. 디블러의 사용은 획득 영상이 생성될 때 발생할 수 있는 블러링으로 발생하는 화소 값의 손실을 보충하기 위해서 사용된다. 특히 본 연구에서는 약한 블러가 발생한 것을 대상으로 제한하여 알고리즘을 제시하였다.

$$\bar{Y} = D\tilde{Y} = D(RX + \omega \chi_i) \quad (6)$$

지금까지 설명한 내용을 그림 1에서 나타내었다. 첫 번째로, 획득 영상( $X$ )를 입력으로 부영상들( $Z_i$ )을 생성한다. 부영상들은 획득 영상을 블러링한 후에  $2 \times 2$ 에서 하나의 화소를 선택하는 방법으로 부표본화를 수행한다. 4가지 화소 선택 방법에 따라서 서로 다른 부영상 4개가 생성된다. 다음으로, 부영상 집합은 보간 함수를 거쳐서 보간된 영상 집합( $\tilde{X}_i$ )이 되는데, 보간 함수로는 spline 커널이 사용된다. 즉, 부영상 4개에 각각 보간 커

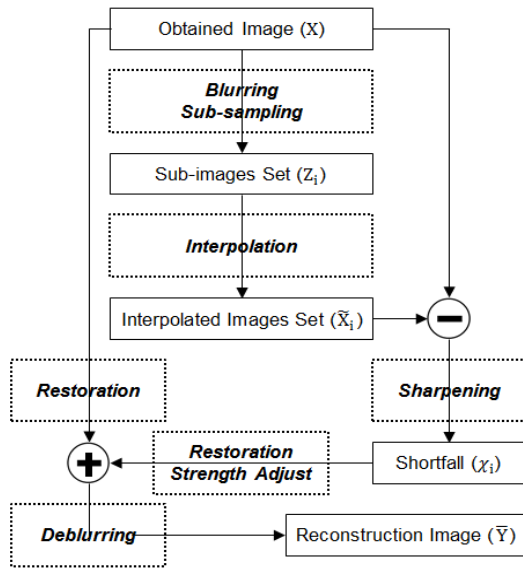


그림 1. 제안하는 방법의 절차

Fig. 1. Procedure of the proposed method.

널을 적용하여 4개의 보간된 영상이 생성된다. 다음으로, 획득 영상과 보간된 영상들의 차이를 계산하여 4개의 차이 영상을 생성하고 각각 샤프닝 과정을 거쳐서 부족분들( $\chi_i$ )을 생성한다. 다음으로, 부족분들은 복원 함수를 통과하고 강도 조절을 위한 가중치와 결합한다. 그리고 복원 함수를 통과한 획득 영상과 결합하여 디블러를 수행하게 된다. 디블러 과정을 거치면 최종적인 재구성된 영상( $\bar{Y}$ )을 생성하게 된다.

제안하는 방법은 실제 응용 환경에서 사용하기 두 가지 장점을 가지고 있다. 첫 번째로, 제안하는 방법은 목적 함수와의 독립성을 가진다. 이것은 어떤 목적 함수와도 결합하여 사용할 수 있음을 의미한다. 제안하는 방법에서 식 (5)에서 사용되는 복원 함수는 기존 보간 함수 또는 단일 영상 초해상도 알고리즘 등 어떤 목적 함수를 사용해도 개선된 결과를 얻을 수 있다. 이것은 제안하는 방법이 목적 함수를 개선시키는 것이 아니라, 필연적으로 발생하는 부족분을 추정하기 때문이다. 따라서 어떤 목적 함수를 사용해도 제안하는 기법을 적용할 수 있다.

다음으로, 제안하는 방법은 알고리즘의 고속성을 자랑한다. 이것은 목적 함수의 계산량에 종속적일 수 있지만, 전통적인 보간 방법과 같이 목적 함수가 계산량에 최적화되어 있다면 고속 또는 실시간 처리가 가능하다. 고속 처리가 가능한 것은 기존의 방법에서 나타

나는 지역적 특징 분석을 위한 조건판단, 사전 규칙에 따른 분기, 성능향상을 위한 반복 및 중첩, 광역 참조 화소 개수와 같은 계산량을 증가시키는 요소들이 배제되었기 때문이다.

#### IV. 실험 결과 및 분석

제안하는 방법의 성능 평가를 위한 실험 환경은 다음과 같다. Intel Core2 2.4GHz와 4G RAM으로 구성된 PC에서 MATLAB 8.0을 이용하여 구현 및 실험되었다. 실험 대상은 영상 처리 분야에서 전통적으로 사용되는 영상 8개를 사용하였고, 각각 PNG 포맷의 512×512 크기의 8비트 명암도 영상이다. 이 실험 영상은 원본 영상으로 정의되고, 원본 영상을 변환하여 획득 영상을 생성하며 화질 측정에서도 원본 영상을 사용한다. 획득 영상은 원본 영상을 블러링한 후에 축소하여 생성하였다. 블러링 마스크는 [0.0751 0.1238 0.0751; 0.1238 0.2042 0.1238; 0.0751 0.1238 0.0751;]과 같고 축소 비율은 가로와 세로로 각각 1/2이다. SDR 내부의 블러 마스크는 [0 0.1667 0; 0.1667 0.3333 0.1667; 0 0.1667 0;], 샤프닝 마스크는 [0 -0.25 0; -0.25 2.0 -0.25; 0 -0.25 0;]을 각각 사용하였다. 제안한 방법의 목적 함수는 spline interpolation을 사용하였고, 추정 오차의 결합 가중치는 0.1을 사용하였다. 디블러링을 위한 PSF는 3×3 크기의 표준편차 1의 가우시안 함수를 사용하였다.

비교방법으로는 Li 등이 제안한 NEDI[3], Asuni 등이 제안한 INEDI[4], Giachetti 등이 제안한 ICBI[5], Zhou 등이 제안한 DCCI[6], Zhang 등이 제안한 EGII[7]가 사용되었다. 비교방법들은 저자가 공개한 소스 코드를 사용하여 실험되었다. 객관적인 화질 측정을 위해서 PSNR (peak signal to noise ratio)와 SSIM (structural similarity)<sup>[8]</sup>, FSIM(feature similarity)<sup>[9]</sup>을 각각 사용하였다. PSNR은 동일 좌표 화소의 일치성 여부 기반의 측정 지표이고, SSIM은 구조적 정보 기반의 측정 지표이며, FSIM은 위상 일치에 기반의 측정 지표로써, 서로 다른 관점에서의 화질 비교를 통해서 객관성을 최대화하였다. 주관적인 화질은 시간적, 공간적으로 동일한 환경에서 모든 결과 영상의 동시 화면 출력 및 블라인드 출력을 통해서 평가되었다. 알고리즘의 실행 속도는 영상 입력 이후 명령부터 출력 이전 명령까지의 CPU 처리 시간을 기준으로 하였고, 8개의 영상에

대한 결과들의 평균치를 사용하였다.

첫 번째 실험에서는 객관적 화질 측정 결과를 비교하여 각각 표 1~3에 나타내었다. 표 1에서는 PSNR, 표 2에서는 SSIM, 표 3에서는 FSIM을 각각 나타내고 있다. 표 1의 결과에서와 같이 제안한 방법이 모든 비교방법들 중에서 가장 높은 PSNR 값을 나타내고 있다. 제안한 방법을 기준으로 NEDI보다 1.95, INEDI보다 1.28, ICBI보다 1.06, DCCI보다 1.26, EGII보다 1.71 만큼 향상된 것을 알 수 있다. 그리고 모든 실험 영상에 대해서

표 1. PSNR 비교 결과(dB)  
Table 1. Results of PSNR comparison(dB).

	NEDI	INEDI	ICBI	DCCI	EGII	제안
baboon	22.97	23.22	23.34	23.21	22.97	24.07
barbara	24.43	24.94	25.07	24.97	22.97	25.66
boat	29.91	30.60	30.78	30.44	30.19	31.97
elaine	32.46	32.71	32.94	32.73	32.68	33.44
goldhill	30.39	30.89	31.17	30.88	30.70	32.10
lena	32.88	33.47	33.85	33.45	33.10	35.37
oldmill	23.94	24.80	25.03	24.62	24.27	26.63
peppers	30.57	32.25	32.50	32.76	32.59	33.88
average	28.44	29.11	29.34	29.13	28.68	30.39
gain	-1.95	-1.28	-1.06	-1.26	-1.71	0

표 2. SSIM 비교 결과  
Table 2. Results of SSIM comparison.

	NEDI	INEDI	ICBI	DCCI	EGII	제안
baboon	0.6616	0.6882	0.6978	0.6842	0.6647	0.7748
barbara	0.7707	0.7818	0.7852	0.7794	0.6647	0.8251
boat	0.8756	0.8902	0.8930	0.8874	0.8818	0.9157
elaine	0.7899	0.7956	0.8017	0.7958	0.7947	0.8223
goldhill	0.8222	0.8385	0.8492	0.8394	0.8339	0.8825
lena	0.9009	0.9090	0.9144	0.9092	0.9053	0.9322
oldmill	0.7784	0.8107	0.8208	0.8067	0.7914	0.8802
peppers	0.8799	0.8874	0.8914	0.8874	0.8857	0.9031
average	0.8099	0.8252	0.8317	0.8237	0.8028	0.8670
gain	-0.057	-0.041	-0.035	-0.043	-0.064	0

표 3. FSIM 비교결과  
Table 3. Results of FSIM comparison.

	NEDI	INEDI	ICBI	DCCI	EGII	제안
baboon	0.9465	0.9598	0.9645	0.9599	0.9534	0.9783
barbara	0.9647	0.9711	0.9729	0.9704	0.9534	0.9788
boat	0.9713	0.9800	0.9826	0.9792	0.9759	0.9889
elaine	0.9857	0.9884	0.9902	0.9889	0.9879	0.9929
goldhill	0.9744	0.9817	0.9852	0.9822	0.9798	0.9905
lena	0.9850	0.9888	0.9910	0.9892	0.9874	0.9954
oldmill	0.9542	0.9686	0.9740	0.9681	0.9623	0.9867
peppers	0.9857	0.9895	0.9910	0.9892	0.9877	0.9941
average	0.9709	0.9785	0.9814	0.9784	0.9735	0.9882
gain	-0.017	-0.009	-0.006	-0.009	-0.014	0

어떠한 비교 방법도 제안한 방법보다 높은 PSNR을 나타내지 못하는 것도 확인할 수 있다. PSNR이 두 영상의 동일 좌표 화소들의 유사성을 판단하는 것임을 감안하면, 제안하는 방법의 결과가 원본 영상과 가장 유사하게 화소값들을 추정하는 것으로 판단된다.

다음으로 구조적 관점의 유사도인 SSIM을 지표로 한 화질 비교 결과를 분석하였다. 표 2에서 알 수 있듯이, 제안한 방법의 SSIM 값이 비교 방법들보다 훨씬 높다. 대부분의 비교방법들이 0.03 내외의 오차 범위에서 유사한 값을 가지는 반면 제안한 방법은 이런 평균치를 훨씬 웃돌고 있다. 특히 baboon, barbara, oldmill 영상들은 대부분의 방법들이 비교적 낮은 SSIM 값을 가지지만, 제안하는 방법은 크게 향상된 결과를 나타낸다. 평균값을 기준으로 제안한 방법은 NEDI보다 0.057, INEDI보다 0.042, ICBI보다 0.035, DCCI보다 0.043, EGII보다 0.064 만큼 향상된 결과를 보인다. 이 실험을 통해서 구조적 관점에서도 제안한 방법이 가장 좋은 결과 영상을 생성하는 것을 확인할 수 있었다.

다음 실험에서는 특징 기반의 유사도인 FSIM을 비교하여 표 3에 나타내고 있다. PSNR이나 SSIM과 같이 FSIM에서도 제안한 방법의 결과값이 가장 높게 나타났

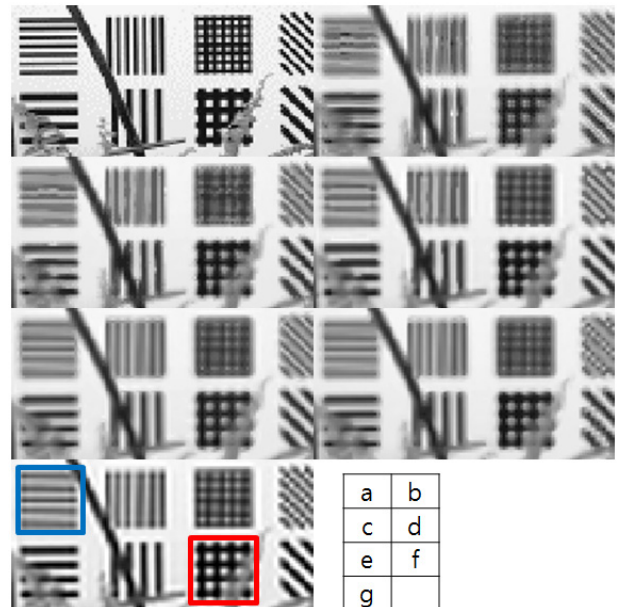


그림 2. 주관적 화질 비교 결과(a: original, b: NEDI, c: INEDI, d: ICBI, e: DCCI, f: EGII, g: proposed method)

Fig. 2. Results of subjective image quality comparison(a: original, b: NEDI, c: INEDI, d: ICBI, e: DCCI, f: EGII, g: proposed method).

다. 다만 실험 대상에 대한 기하학적 변환이나 잡음 추가가 없었던 관계로 그 차이가 크게 나타나지는 않았다. 평균값을 기준으로 0.007~0.017 정도 개선된 것을 확인할 수 있다.

다음 실험에서는 제안한 방법과 비교 방법들의 결과 영상을 주관적 지표로 평가하였다. 그림 2에서 모든 방법들의 결과 영상의 일부분을 나타내었고, (a)는 원본 영상을 평가의 기준이 된다. 먼저 선명함과 흐려짐 정도를 지표로 비교하면, 제안한 방법 (g)가 가장 선명하고 흐려짐 현상이 적은 것을 알 수 있다. 특히 적색 사각형 부분에서 선명함 정도를 쉽게 확인할 수 있는데, (g)는 (a)에서 나타나는 격자 형태를 비교적 잘 유지하는 반면 비교방법들은 격자 내부의 흐려짐 현상이 심하게 나타나는 것을 알 수 있다. 다음으로 윤곽선 형태 유지 측면에서 평가하면, 비교 방법들 중에서 (b), (c), (d)는 윤곽선 형태가 다소 훼손되어 나타난 것을 확인할 수 있다. 특히 파란색 사각형 영역에서 잘 관찰되는데, (g)에서는 직선이 그대로 유지되는 반면, 앞서 언급한 방법들은 직선이 훼손된 것을 알 수 있다. 이 외에도 색상의 구분정도, 질감의 유지정도 등으로 평가하여도 제안한 방법이 원본 영상과의 유사도가 가장 높은 것을 확인할 수 있다. 이 실험을 통해서 제안한 방법이 시각적으로 확인할 수 있는 가장 좋은 화질의 결과 영상을 생성하는 것을 검증하였다.

다음으로 계산복잡도를 평가하기 위하여 알고리즘의

표 4. 알고리즘 동작 속도 비교 결과(초)  
Table 4. Results of algorithm running-time(s).

	NEDI	INEDI	ICBI	DCCI	EGII	제안
time(s)	26.5	195.6	101.8	6.4	22.9	1.6
rate	16.6	122.7	63.8	4.0	14.3	1.0

표 5. PSNR 비교 결과(dB)  
Table 5. Results of PSNR comparison(dB).

	Linear Only	Linear +제안	Cubic Only	Cubic +제안	Spline Only	Spline +제안
baboon	22.96	23.87	23.24	24.01	23.40	24.07
barbara	25.02	25.74	25.18	25.76	25.21	25.66
boat	29.80	31.69	30.49	31.93	30.82	31.97
elaine	32.41	33.33	32.81	33.43	32.96	33.44
goldhill	30.52	31.90	31.01	32.07	31.25	32.10
lena	32.42	34.72	33.34	35.16	33.80	35.37
oldmill	24.05	25.96	24.74	26.39	25.15	26.63
peppers	31.59	33.32	32.41	33.70	32.81	33.88
average	28.60	30.07	29.15	30.31	29.43	30.39
gain		1.47		1.15		0.97

동작 속도를 비교하였다. 표 4의 결과와 같이 제안한 방법의 동작 속도가 월등히 빠른 것을 알 수 있다. 하나의 입력 영상에 대해서 약 1.6초가 소요되며, 이 시간을 기준으로 비교방법들은 NEDI는 16배, INEDI는 122배, ICBI는 63배, DCCI 4배, EGII는 14배 이상 시간이 소요되는 것을 알 수 있다. 특히 NEDI, INEDI, ICBI와 같이 에지 방향성 기반의 방법들은 알고리즘의 특성상 계산 복잡도가 크게 높게 나타남을 알 수 있었다. 이 실험을 통해서 제안한 방법이 가장 빠른 시간에 개선된 결과 영상을 생성할 수 있음을 검증할 수 있었다.

마지막으로 제안하는 방법의 목적함수와의 독립성을 확인하기 위하여 동일한 보간 커널을 사용하는 경우, 제안한 방법의 사용 유무에 따른 PSNR을 비교하였다. 표 5의 결과에서와 같이 Linear, Cubic, Spline 보간 커널을 사용한 경우 제안한 방법을 같이 사용한 경우가 그렇지 않은 경우보다 평균 1dB 이상 높은 PSNR을 나타내는 것을 확인할 수 있다. Linear 커널의 경우 1.47dB, Cubic 커널의 경우 1.15dB, Spline 커널의 경우 0.97dB 만큼 향상된 결과를 나타낸다. 이와 같이 어떤 보간 커널을 사용하는 경우에도 제안하는 방법을 같이 적용하게 되면 성능향상이 발생하는 것을 알 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 목적 함수에 독립적인 영상 해상도 개선 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 획득 영상에 목적 함수를 적용한 결과 영상에 추정 부족분을 더해주고 흐려짐 현상을 완화하여 최종적으로 개선된 결과 영상을 생성한다. 추정 부족분을 계산하기 위하여 획득 영상의 부영상들을 이용하여 열화-복원-추정의 과정을 거치며, 결과 영상의 흐려짐 완화를 위하여 디블러링을 수행하였다. 객관적인 영상 화질 지표, 주관적인 영상 화질 평가, 알고리즘의 동작 속도 등의 관점에서 실험을 통해서, 제안하는 방법이 비교 방법들보다 모든 실험 기준에서 크게 향상된 결과를 나타내었다. 제안하는 방법은 영상 해상도 개선을 위한 기반 기술로 활용가능하며, 향후 계산복잡도를 더욱 낮추는 방법에 대한 연구가 요구된다.

## REFERENCES

- [1] Changwon Choi and Joonhwan Yi, "An Interpolation Method for a Barrel Distortion Using Nearest Pixelson a Corrected Image", *Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol.50, No.7, pp. 181-190, Jul. 2013.
- [2] Du Sic Yoo, Ki Sun Song, and Moon Gi Kang, "A Deblurring Algorithm Combined with Edge Directional Color Demosaicing for Reducing Interpolation Artifacts," *Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol. 50, No. 7, pp. 205-215, Jul. 2013.
- [3] X. Li and M.T. Orchard, "New edge-directed interpolation," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 10, pp. 1521-1527, 2001.
- [4] N. Asuni and A. Giachetti, "Accuracy improvements and artifacts removal in edge based image interpolation," *Proc. Int. Conf. Computer Vision Theory and Applications*, pp. 58-65, 2008.
- [5] A. Giachetti and N. Asuni, "Real-Time Artifact-Free Image Upscaling," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 20, No. 10, pp. 2760-2768, 2011.
- [6] D. Zhou, X. Shen, and W. Dong, "Image zooming using directional cubic convolution interpolation," *IET Image Processing*, Vol. 6, Issue 6, pp. 627-634, 2012.
- [7] L. Zhang and X. Wu, "An Edge-Guided Image Interpolation Algorithm via Directional Filtering and Data Fusion," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 15, No. 8, pp. 2226-2238, 2006.
- [8] Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, and E.P. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, No. 4, pp. 600-612, 2004.
- [9] L. Zhang, L. Zhang, X. Mou, and D. Zhang, "FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 20, No. 8, pp. 2378-2386, 2011.

## 저 자 소 개



김 원 희(학생회원)  
2007년 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 학사 졸업.  
2009년 부경대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업.  
2014년 부경대학교 정보공학과 박사 졸업.

2014년~현재 연세대학교 글로벌융합기술원 책임 연구원

<주관심분야 : 영상개선, 영상처리 등>



김 종 남(정회원)  
1995년 금오공과대학교 전자공학과 학사 졸업.  
1997년 광주과학기술원 정보통신공학과 석사 졸업.  
2001년 광주과학기술원 기전공학과 박사 졸업.

2001년~2004년 KBS 기술연구소 선임연구원

2003년~현재 (주)홈캐스트 사외이사

2004년~현재 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 부교수

<주관심분야 : 영상신호처리, 멀티미디어보안>



정 신 일(정회원)  
1974년 경북대학교 물리학과 학사 졸업.  
1976년 경북대학교 전자공학과 석사 졸업.  
1988년 경북대학교 전자공학과 박사 졸업.

1981년~현재 부경대학교 정보통신공학과 교수

<주관심분야 : 광정보처리, 광통신 등>